**BAB 1 PENDAHULUAN**

* 1. **Latar Belakang**

Indonesia merupakan negara agraris yang mana mayoritaspenduduknyaberprofesi sebagai petani, dengan sektorpertanianmenjadi salah satuperekonomiannasional (Optimisasi Model Deep Learning untuk Deteksi Penyakit Daun Tebu dengan Fine-Tuning MobileNetV2). Sektor pertanianmerupakanfaktor yang sangat penting terkaitketahananpangan, agar ketahananpanganstabil, jumlahproduksi padi menjadihal yang paling diperhatikanmengingat padi merupakankomoditasterbesarsaat ini(Klasifikasi Penyakit Tanaman Padi Menggunakan Model Deep Learning Efficientnet B3 Dengan Transfer Learning).

Padi merupakan salah satuproduksipangan dalam urutanketigadarijenisbiji-bijiansetelahjagung dan gandum(Klasifikasi Penyakit Daun Padi Menggunakan Convolutional Neural Network).Tingkat produktivitas padi dipengaruhi oleh beberapafaktor salah satunya yaitu penyakit pada tanaman padi.Meskipundemikian, ketersediaan padi yang memadai dan terjangkau adalah kunci untuk menjaminketahananpangan di Madura. Menurut Food and Agriculture Organization (FAO) diperkirakanbahawaadasekitar 20-40% penyakittanaman adalah faktorutamakegagalanproduksipangan (Klasifikasi Penyakit Daun Padi Menggunakan Convolutional Neural Network).Penyakit pada tanaman adalah salah satudaripenyebabpenurunanpada hasilpanen(Analisis Perbandingan Metode Convolutional Neural Network(CNN) dan MobileNet dalam Klasifikasi Penyakit Daun Padi). Penyakit - penyakit ini dapatmenyebabkankerugian yang signifikan dan menggangguketahananpangan di Madura.Beberapapenyakit padi yang umumditemukanantara lain: Penyakit Hawar Daun Bakteri, Penyakit Garis Daun, Penyakit Blast, PenyakitHawar Malai, PenyakitTungro dan lain sebagainya (Metode Berbasis Pembelajaran Mendalam untuk Mendeteksi Penyakit Padi Multikelas Menggunakan Citra Tanaman). Dengan banyaknyajenispenyakittadi, banyakpetani di Madura yang memilikiketerbatasanterhadapinformasimengenaijenipenyakit padi, gejala – gejalanya, dan carapengendaliannya.

Dengan adanyaPerkembanganteknologiinformasiyang sangat pesat,memungkinkan untuk mengidentifikasipenyakittanaman padi dengan memanfaatkan Artificial Intelligent (AI) (Klasifikasi Penyakit Padi berdasarkan Citra Daun Menggunakan Model Terlatih Resnet101). Perkembanganteknologikhususnya deep learning menawarkansolusi untuk mengatasiketerbatasan dalam mendeteksipenyakittanaman padi. Deep learning adalah cabangdarikecerdasanbuatanyang menggunakanjaringansaraftiruanuntuk mengolahdaridata dan menyelesaikanberbagai tugas termasukklasifikasigambar (Implementasi Deep Learning Menggunakan VisionTransformer Untuk Klasifikasi Penyakit Daun Padi). Salah satualgoritma yang populer dalam deep learning adalah Convolutional Neural Network (CNN).Penelitian ini menggunakanalgoritma Convolutional Neural Network melihatdariefisiensinya dan ke akuratanhasil yang didapat.Algoritma Convolutional Neural Network (CNN) adalah teknik yang dikenalmemilikiakurasitertinggi dalam klasifikasigambar, sehinggaberguna dengan baik dalamklasifikasipenyakittanaman (KLASIFIKASI PENYAKIT DAUN PADI MENGGUNAKANMODEL DEEP LEARNING EFFICIENTNET-B6).

Penerapan deep learning dengan algoritma Convolutional Neural Network dalam deteksipenyakittanaman padi ini memilikipotensi untuk memberikanmanfaatbagipetani dan sektorpertanian secara keseluruhan. Dengan adanyasistempendeteksipenyakit yang lebihcepat dan akurat, petanidapatmengambiltindakanpengendalian yang tepatwaktu dan efektif, mengurangikerugianhasilpanen, dan meningkatkanproduktivitas (Sistem Informasi Deteksi Penyakit Pada Tanaman Padi (Brown Spot, Hispa, Leaf Blast) Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN)).

* 1. **Rumusan Masalah**

Berdasarkan latarbelakang yang di atas, rumusanmasalahyang terdapat dalampenelitian ini adalah, sebagai berikut:

1. Bagaimana Tingkat akurasi dan efisiensiteknologi deep learning menggunakanalgoritmaCNN dalam mendeteksipenyakittanaman padi yang umumterjad di Madura?
2. Bagaimanaimplementasiteknologi deep learning dengan algoritma CNN dapatmembantupetani dalam mengelolapenyakittanaman padi lebihefektif dan meningkatkanproduktivitaspertanian?
3. Bagaimanapotensipengembangansistemdeteksipenyakit padi berbasis deep learning yang terintegrasi dengan platform digital untuk memudahkanaksespetani?
   1. **Manfaat Penelitian**

Penelitian ini diharapkandapatmemberikanmanfaat sebagai berikut:

1. Membantupetani dalam mengambilkeputusan yang lebihtepat dalam pengelolaanpenyakittanaman padi, sehinggadapatmengurangikerugianhasilpanen dan meningkatkanproduktivitas.
2. Menyediakansolusiteknologi yang efektif dan efisienbagipetani di Madura untuk mendeteksipenyakittanaman padi secara dini dan akurat.
3. Mengembangkanpemahamanmendalammengenaipenerapanteknologi deep learning menggunakanalgoritma CNN dalam bidangpertanian, khususnya untuk pendeteksipenyakittanaman padi.
4. Memperkenalkanteknologi digital kepada petani di Madura untuk meningkatkandayasaing dalam sektorpertanian.

**BAB 2 STATE OF ART**

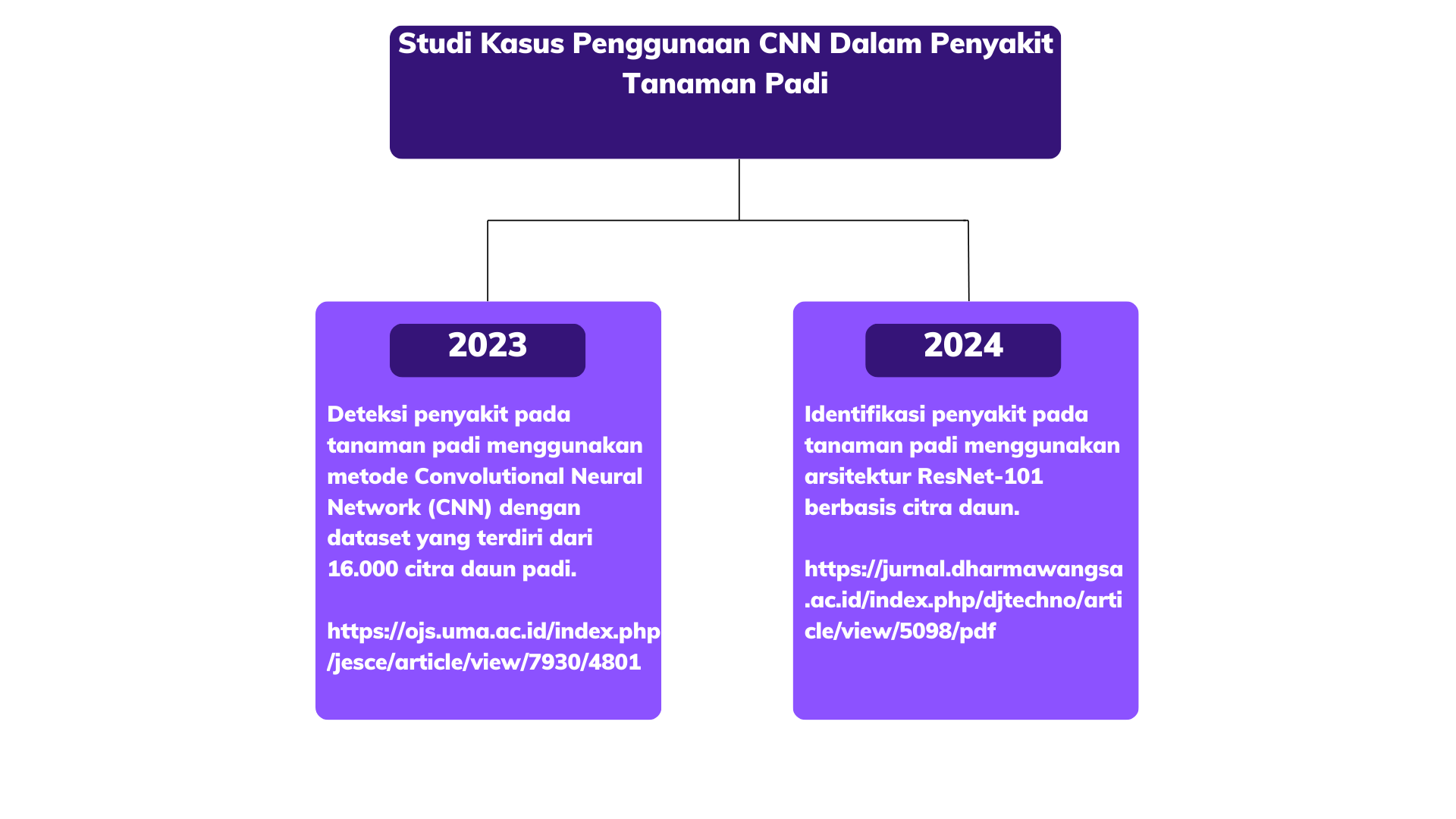
* 1. **Jenis-Jenis Penyakit Padi**

Tanaman padi tanamanpangan yang sangat penting di Indonesia. Strukturtanaman padi sendiriterdiridariakar, batang dan daun. Tanaman ini termasuk ke dalam tanamanbudidaya yang hasilpengolahannyadapatdijadikanbahanpanganketikasudahdiolahmenjadiberas(Santosa, Fu’adah, and Rizal 2023). Namun dalam proses pertumbuhannya, tanaman padi cukuprentanterhadapberbagaipenyakit yang berdampak negative pada produktivitassertakualitashasilpanen. Penyakit padi umumnyadisebabkan oleh infeksijamur, bakteri atau virus yang menyerangbagiadaun, batang, atau akar. Selain itufaktorlingkungan seperti kelebapantinggi, polatanam yang kurangtepat, sertapenggunaanbenih yang tidak sehat juga dapatmempercepatpenyebaranpenyakit. Beberapapenyakit yang menyerangtanaman padi seperti, penyakit hawar daun bakteri (HDB), penyakit garis daun bakteri, penyakit hawar malai bakteri, penyakit blas, serta penyakit tungro. Penyakit hawar daun bakteri disebabkan oleh bakteri Xanthomonas oryzae hal. burung oryzae, dan merupakan salah satu penyakit yang paling merusak dalam budidaya padi. HDB menyebabkan layunya daun padi secara luas, yang berdampak buruk pada fotosintesis, memperlambat pertumbuhan padi, dan menyebabkan pengisian gabah yang buruk, yang akhirnya mengakibatkan penurunan hasil panen padi secara signifikan. Dalam kasus yang parah, kehilangan hasil panen dapat mencapai 20–50% atau bahkan lebih tinggi.Benih yang terinfeksi merupakan salah satu jalur utama penularan HDB. Penyakit garis daun bakteri merupakan penyakit padi yang disebabkan olehXanthomonas oryzaehal. oryzicola (Xoc), yang memengaruhi fotosintesis daun padi(Li et al. 2024). Penyakit bercak daun bakteri dapat menyebabkan kehilangan hasil hingga 40% hingga 60%, yang berdampak serius pada kuantitas dan kualitas produksi padi. Faktor-faktor utama yang berkontribusi terhadap penyebarannya meliputi virulensi patogen, kerentanan tanaman inang, dan kondisi yang menguntungkan bagi perkembangan penyakit. Penyakit bercak daun bakteri terutama ditularkan melalui angin, air, dan benih. Penyakit ini dapat menyebar dari satu lahan ke lahan lain melalui angin atau air irigasi dan juga dapat menginfeksi benih, yang menyebabkan penularan jarak jauh(Li et al. 2024). Penyakit hawar malai bakteri merupakan penyakit padi parah yang disebabkan olehBunga Burkholderia glumae, yang menimbulkan ancaman signifikan terhadap produksi padi global. Penyakit ini menyebabkan berkurangnya tingkat pengisian gabah, perubahan warna, pembusukan, dan deformasi gabah, dengan potensi kehilangan hasil hingga 75% pada kasus yang parah. Rute penularan utama meliputi benih yang terinfeksi dan jerami padi yang sakit sebagai sumber infeksi awal(Li et al. 2024). Penyakit blas pada padi disebabkan oleh jamurPohon Magnaporthe oryzae, merupakan penyakit penting yang menimbulkan ancaman serius terhadap hasil panen dan kualitas padi. Penyakit ini dapat terjadi sepanjang masa pertumbuhan padi, yang menyebabkan berbagai tingkat kehilangan hasil panen. Dalam kasus yang parah, penurunan hasil panen dapat berkisar antara 40% hingga 50%, atau bahkan mengakibatkan gagal panen total. Rute penularan utama penyakit blas pada padi meliputi benih yang terinfeksi dan jerami padi yang sakit sebagai sumber awal infeksi. Konidia dan miselia patogen dapat bertahan di jerami padi yang tertinggal di ladang atau di bulir padi, masuk ke tanah bersama benih setelah disemai, sehingga menjadi sumber infeksi. Dalam kondisi lingkungan yang mendukung, patogen terus-menerus menghasilkan spora, yang disebarkan oleh angin ke tanaman padi, menyebabkan infeksi dan produksi spora lebih lanjut, yang menyebabkan siklus infeksi berulang(Li et al. 2024). Penyakit tungro merupakan penyakit kompleks yang disebabkan oleh infeksi virus tungro basiliform padi (RTBV) dan virus tungro bulat padi (RTSV). Penyakit ini berdampak parah pada tanaman padi, menyebabkan pertumbuhan terhambat, daun menguning dengan garis-garis kuning kehijauan yang khas, dan berkurangnya jumlah anakan. Tanaman yang terinfeksi menunjukkan penurunan yang signifikan pada jumlah anakan, malai, dan gabah. Penyebaran penyakit Tungro terutama bergantung pada serangga vektor seperti wereng hijau (Bunga Nephotettix virescens) dan wereng zigzag (Nephotettix cincticeps). Serangga ini menularkan virus ke tanaman sehat setelah memakan getah tanaman padi yang terinfeksi(Li et al. 2024).

* 1. **DampakPenyakitTerhadapProduksi Padi di Madura**

Tanaman padi, sebagai salah satutanamanpanganutama, sangat rentanterhadapseranganpenyakit yang dapatmengganggupertumbuhan dan mengancamproduktivitasnya. Madura, dengan iklimtropis yang cenderunghangat dan lembab, merupakanlingkungan yang rentanterhadapperkembanganpenyakit-penyakit ini. Misalnya, bakteri Xanthomonas oryzae penyebab HDB dan Bercak Daun Bakteridapatmenyebar dengan cepatmelalui air irigasi atau angin. SementarajamurMagnaporthe oryzae (penyebab Blast Padi) menyebarmelaluispora. Selain itu, penyakitTungro yang di sebabkan oleh werenghijau juga berpotensimenjadiancamanseriusjikapopulasiserangga vector tidak terkendali. Dampakpenyakit-penyakit yang menyerang padi tersebut sangat signifikanbagipetani di Madura. Ketika penyakit seperti hawardaunbakteri atau garis daunbakterimenyerang, kerugian yang dihadapipetanibisa sangat besar. Penurunanproduksibisamencapai 20% hingga 50%, dan dalam kasus yang lebihparah, infeksidapatmenghancurkanseluruhhasilpanen. Hal ini tidak hanyamempengaruhikuantitasberas yang dihasilkan, tetapi juga kualitasnya, yang pada akhirnyaakanberdampak pada pendapatanpetani dan meningkatnyahargaberas di pasar. Selain itumasyarakat yang bergantung pada beras sebagai makananpokokakanmenghadapikesulitanpangan, yang mengakibatkankeresahansosial. Oleh karenaitu, Langkah-langkah seperti penggunaanbenihbersertifikat, pengelolaan air yang tepat, pemantauan rutin, dan pengendalian vector secara terpadumenjadikunci untuk meminimalkanresiko. Dengan pendekatan yang proaktif dan berbasisilmupengetahuan, dampakpenyakit padi di Madura dapatdikurangi, sehinggaproduksi padi tetapstabil dan berkelanjutan.

* 1. **Deep Learning Untuk DeteksiPenyakitTanaman dan Keunggulan CNN Dalam Analisis Gambar**
  2. **Studi Kasus Penggunaan CNN Pada PenyakitTanaman Padi**

****

* 1. **Perbandingan Model dan Tingkat Akurasinya Dalam DeteksiPenyakitTanaman Padi**

****

**BAB 3 METODE DAN METODOLOGI PENELITIAN**

**3.1 Metode Penelitian**

Penelitian ini menggunakan metode kuantitatif dan kualitatif dengan pendekatan eksperimental menggunakan teknologi deep learning berbasis algoritma Convolutional Neural Network (CNN) untuk klasifikasi penyakit tanaman padi. Pendekatan ini bertujuan untuk mengembangkan model yang mampu mengidentifikasi jenis penyakit tanaman padi berdasarkan gambar daun tanaman padi yang terinfeksi. Metode ini dipilih karena CNN telah terbukti efektif dalam analisis citra digital, terutama dalam klasifikasi dan segmentasi gambar.

**3.2 Metodologi Penelitian**

Dalam penelitian ini terdapat beberapa tahapan diantaranya, proses pengumpulan data berupa dataset, preprocessing dan pelatihan model, evaluasi model, visualisasi hasil prediksi, uji coba, dan analisis kesalahan prediksi dan perbaikan.

**3.2.1 Proses Pengumpulan Data**

Dataset penelitian ini terdiri dari gambar daun tanaman padi yang menunjukkan gejala berbagai jenis penyakit daun tanaman padi. Data dikumpulkan melalui dua sumber utama:

1. Pengambilan data lapangan



Gambar 1. Penyakit Tanaman Padi di Madura



Gambar 2. Dokumentasi Pengumpulan Data

Data dikumpulkan dari berbagai lahan pertanian dengan menggunakan kamera digital beresolusi tinggi atau drone. Setiap gambar diambil dalam kondisi pencahayaan alami untuk memastikan kualitas data yang representatif, data yang terkumpul kemudian diberi label berdasarkan jenis penyakitnya guna mengklasifikasi jenis penyakit tanaman padi yang terdeteksi.

1. Dataset publik

Dataset tambahan diperoleh dari sumber terpercaya seperti PlantVillage atau dataset lain yang diakurasi untuk penelitian agrikultural, dataset ini digunakan untuk meningkatkan variasi data serta memperkaya model dengan lebih banyak contoh penyakit tanaman padi yang telah ditandai sebelumnya.

Setelah data terkumpul, dilakukan proses data cleaning untuk menghilangkan gambar yang buram, tidak relevan, atau memiliki kualitas rendah.

Dataset yang telah dikumpulkan dibagi menjadi tiga subset utama sebagai berikut:

1. Training
2. Validation
3. Testing

Training adalah bagian dari dataset yang digunakan untuk melatih model. Dataset ini digunakan untuk, melatih model CNN dalam mengenali pola dan fitur visual dari masing-masing kelas penyakit. Model akan belajar dari data ini untuk menyesuaikan bobot dan bias melalui proses backpropagation. Umumnya, bagian terbesar dari dataset sekitar 70% dialokasikan untuk pelatihan agar model memiliki cukup informasi untuk belajar secara optimal.

Validation, subset ini digunakan untuk memantau performa model selama proses pelatihan dan membantu dalam penyesuaian parameter seperti jumlah epoch, learning rate, dan lain-lain. Validation bertujuan untuk mendeteksi kemungkinan overfitting dan mengukur kemampuan generalisasi model terhadap data baru yang tidak terlihat selama penelitian.

Sementara testing, setelah proses pelatihan selesai, dataset ini digunakan untuk mengukur performa akhir dari model secara objektif. Testing tidak pernah digunakan selama pelatihan maupun validasi, sehingga memberikan gambaran nyata terhadap kemampuan model dalam melakukan prediksi terhadap data yang benar-benar baru.

Dengan pembagian ini, proses pelatihan menjadi lebih sistematis dan dapat memastikan bahwa model CNN yang dibangun mampu melakukan klasifikasi penyakit tanaman padi dengan akurasi tinggi dan generalisasi yang baik terhadap kondisi diluar data latih.

**3.2.2 Arsitektur CNN yang digunakan**

Secara umum, arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) terdiri dari dua bagian utama yaitu Feature Learning dan Classification, CNN bekerja dengan memanfaatkan lapisan konvolusi untuk melakukan ekstraksi fitur dari gambar input. Fitur-fitur penting yang berhasil ditangkap akan membantu jaringan dalam mengenali pola tertentu dan mengklasifikasikannya sesuai dengan label atau target output yang diharapkan.

Arsitektur CNN yang digunakan mencakup komponen penting yaitu Convolution layer yang berfungsi untuk mengekstraksi fitur penting dari gambar input seperti, tekstur daun, pola warna, dan bentuk bercak penyakit. Rectified Linear Unit (ReLU) sebagai fungsi aktivasi yang digunakan untuk menghilangkan nilai negatif dan meningkatkan non-linearitas. Pooling layer yang berfungsi untuk mengurangi dimensi data, mempercepat proses pelatihan, dan mengurangi overfitting. Fully connected layer yang berfungsi untuk menghubungkan semua neuron dari layer sebelumnya ke neuron output, mengintegrasikan informasi dari seluru fitur dan melakukan prediksi kelas akhir menggunakan fungsi aktivasi softmax. Dan yang terakhir softmax function yang berfungsi untuk menghasilkan nilai probabilitas untuk masing-masing kelas penyakit dan menentukan kelas akhir dengan nilai probabilitas tertinggi.

**3.2.3 Model Dasar**

Model dasar CNN yang digunakan dalam penelitian ini adalah model custom yang dirancang secara khusus untuk mendeteksi dan mengklasifikasikan penyakit pada tanaman padi berdasarkan citra daun. Model ini dibangun dari awal (From scratch) tanpa menggunakan arsitektur pertained, sehingga dapat disesuaikan sepenuhnya dengan karakteristik dataset dan kebutuhan klasifikasi multi-kelas.

Arsitektur CNN model custom terdiri dari beberapa lapisan utama, yaitu:

1. Input layer: Menerima citra daun tanaman padi yang telah diubah ukurannya menjadi 224x224 piksel.
2. Lapisan Konvolusi: Digunakan untuk mengekstraksi fitur visual penting dari citra seperti tepi, warna, dan tekstur gejala penyakit. Setiap lapisan konvolusi diikuti oleh aktivitasi ReLU.
3. Pooling layer: Digunakan untuk mengurangi dimensi fitur dengan mempertahankan informasi yang paling signifikan, sekaligus mencegah overfitting.
4. Flatten layer: Meratakan hasil ekstraksi fitur sebelum masuk ke tahap klasifikasi.
5. Fully connected layer: Melakukan proses klasifikasi akhir terhadap kelas penyakit pada tanaman padi.
6. Output layer dengan softmax: Menghasilkan probabilitas untuk setiap kelas penyakit sebagai hasil akhir prediksi.

**3.2.4 Preprocessing dan Pelatihan Model**

Dalam penelitian ini preprocessing dilakukan untuk memastikan bahwa data citra dalam kondisi optimal sebelum diproses oleh model CNN. Beberapa tahapan preprocessing yang diterapkan antara lain:

1. Normalisasi: Seluruh gambar di konversi ke dalam skala warna yang seragam, proses ini bertujuan untuk memudahkan model dalam mengekstraksi fitur penting dari gambar, serta menjaga konsistensi antar data citra.
2. Resizing gambar: Agar seluruh gambar memiliki ukuran input yang sama, dilakukan pengubahan ukuran (raize) semua citra menjadi dimensi 224x224 piksel. Ukuran ini dipilih karena sesuai dengan input layer pada arsitektur CNN custom yang digunakan, serta cukup untuk menangkap detail visual dari tanaman padi yang terkena penyakit.
3. Augmentasi data: Rotasi dan flipping (pembalikan gambar) digunakan untuk menghasilkan variasi orientasi gambar yang berbeda, sehingga model tidak hanya mengenali pola dari satu arah saja. Zooming dan pengubahan tingkat kecerahan tujuannya adalah untuk membuat model lebih tangguh terhadap kondisi pencahayaan atau jarak pengambilan gambar yang bervariasi di dunia nyata.

Sementara proses pelatihan model dilakukan dengan mengatur beberapa parameter penting. Optimasi bobot jaringan menggunakan algoritma Adam atau Stochastic Gradient Descent (SGD), yang dipilih berdasarkan kestabilan dan kecepatan konvergensi. Untuk mengukur kesalahan prediksi dalam klasifikasi multi-kelas, digunakan fungsi loss function (loss Cross-Entropy), yang efektif dalam membandingkan distribusi prediksi dengan label sebenarnya.

Batch size ditentukan berdasarkan kapasitas GPU yang tersedia, agar proses pelatihan berjalan efisien tanpa membebani memori. Sementara itu, jumlah epoch disesuaikan dengan kecepatan konvergensi model, yakni dilakukan dalam rentang 50 hingga 100 epoch, atau hingga model mencapai performa stabil.

**3.2.5 Evaluasi Model**

Evaluasi performa model CNN dilakukan menggunakan beberapa metrik penting untuk memastikan akurasi dan keandalan dalam mengklasifikasikan penyakit pada tanaman padi. Akurasi digunakan untuk mengukur seberapa tepat model dalam memprediksi kelas penyakit dengan benar dari keseluruhan data yang diuji. Precision, recall, dan F1-Score metrik ini digunakan untuk menilai performa model dalam medeteksi setiap kelas penyakit, khususnya pada distribusi data yang tidak seimbang, precision mengukur ketepatan prediksi positif, recall mengukur seberapa baik model menemukan semua kasus positif dan F1-Score merupakan harmonisasi antara precision dan recall.

Confusion matrix memberikan gambaran rinci mengenai jumlah prediksi benar dan salah pada tiap kelas, serta menunjukkan jenis kesalahan yang sering terjadi. Sedangkan loss Function plot digunakan untuk memantau perubahan nilai loss selama proses pelatihan dan validasi, Grafik ini membantu dalam mengidentifikasi overfitting atau underfitting pada model.

**3.2.6 Visualisasi Hasil Prediksi**

Dalam penelitian ini, setelah model selesai dilatih dan diuji dilakukan tahap visualisasi hasil prediksi untuk menganalisis kinerja model secara lebih mendalam dan interpreative. Visualisasi bertujuan untuk memberikan gambaran yang lebih yang jelas terkait kemampuan model dalam mengklasifikasikan jenis penyakit pada tanaman padi, serta memahami area mana pda citra yang mempengaruhi keputusan klasifikasi.

Perbandingan gambar input dan hasil prediksi menampilkan citra daun tanaman padi asli beserta label prediksi model untuk kecocokan antara input dan hasil klasifikasi. Heatmap Grad-CAM visualisasi ini digunakan untuk menunjukkan area spesifik pada gambar yang menjadi fokus utama model dalam menentukan kelas jenis penyakit tanaman padi, sehingga memudahkan interpretasi keputusan model. Dan grafik performa model menyajikan grafik metrik evaluasi seperti akurasi, loss, precision dan recall selama proses pelatihan dan evaluasi guna memahami pola kinerja model dari waktu ke waktu.

Melalui pendekatan visualisasi ini, hasil dari model CNN tidak hanya disajikan dalam bentuk angka, tetapi juga divisualisasikan secara intuitif agar dapat dengan mudah dianalisis dan digunakan untuk perbaikan model pada penelitian selanjutnya.

**3.2.7 Implementasi dan Uji Coba**

Setelah model CNN custom berhasil dilatih kemudian diimplementasikan dalam bentuk sistem aplikasi baik berbasis website maupun perangkat mobile. Proses implementasi dilakukan melalui beberapa langkah berikut:

1. Integrasi model ke sistem

model CNN dikonversi ke format TensorFlow.js untuk aplikasi website, atau TensorFlow Lite untuk aplikasi mobile agar lebih ringan dan efisien. Untuk sisi backend, digunakan framework seperti Flask atau FastAPI untuk menangani input gambar, menjalankan proses prediksi, dan mengembalikan hasil klasifikasi secara real-time.

1. Uji Coba

Aplikasi diuji langsung melibatkan petani atau pengguna akhir untuk menilai akurasi prediksi dalam kondisi nyata di lapangan. Selain itu, dilakukan evaluasi terhadap kemudahan pengguna antarmuka dan pemahaman pengguna terhadap hasil yang ditampilkan.

1. Analisis performa Real-Time

Pengujian dilakukan terhadap kecepatan respon model, pengguna memori, dan keterbacaan hasil prediksi. Tujuannya adalah memastikan sistem dapat berjalan lancar di perangkat dengan spesifikasi terbatas dan memberikan informasi yang mudah dipahami oleh pengguna non-teknis.

**3.2.8 Analisis Kesalahan Prediksi dan Perbaikan**

Untuk meningkatkan akurasi dan kinerja model dalam mengklarisifikasikan penyakit tanaman padi, dilakukan tahap analisis kesalahan dan perbaikan secara sitematis. Proses ini meliputi:

1. Analisis Confusion Matrix

Confusion matrix digunakan untuk mengevaluasi hasil klarifikasi model, dengan tujuan mengidentifikasi kelas penyakit yang paling sering salah di klasifikasikan. Hal ini membantu dalam mengenali pola kekeliruan model, seperti kesamaan visual antar kelas atau dominasi data tertentu. Hal ini juga menjadi dasar dalam menentukan langkah perbaikan yang relevan.

1. Peninjauan Citra Bermasalah

Gambar- gambar yang terklasifikasi salah di analisis kembali untuk menemukan kemungkinan penyebab kesalahan, seperti kualitas gambar yang rendah, latar belakang yang mengganggu, gejala penyakit yang mirip antar kelas, atau distribusi data yang tidak seimbang.

1. Penyempurnaan Arsitektur model (Fine-Tunning Model)

Model dioptimalkan melalui teknik hyperparameter tuning, termasuk pengaturan ulang learning, rate jumlah neuron, dan ukuran batch. Selain itu, jika diperlukan, digunakan pendekatan transfer learning dengan mengadaptasi bobot awal dari arsitektur CNN yang lebih kompleks untuk memperkuat ekstraksi fitur.

1. Penyesuaian dan Perluasan Dataset

Dataset diperluas dengan menambahkan lebih banyak gambar, terutama pada kelas penyakit yang sering salah diklasifikasikan. Augmentasi tambahan seperti rotasi, flip horizontal atau vertical, zoom, dan pengaturan kontras digunakan untuk meningkatkan keragaman data dan kemampuan generalisasi model terhadap kondisi nyata dilapangan.

Melalui tahapan ini, diharapkan model dapat belajar lebih baik dalam membedakan tiap kelas penyakit dan memberikan hasil prediksi yang lebih akurat serta stabil saat diterapkan di lingkungan yang sebenarnya.